中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

手写数字识别

PPT制作：

赵巍山

202228019427035

目录
Contents

01 实验目的

1. 掌握卷积神经网络基本原理

2. 掌握PyTorch(或其他框架)的基本用法以及构建卷积网络的基本操作;

3. 了解PyTorch(或其他框架)在GPU上的使用方法。

01 实验要求

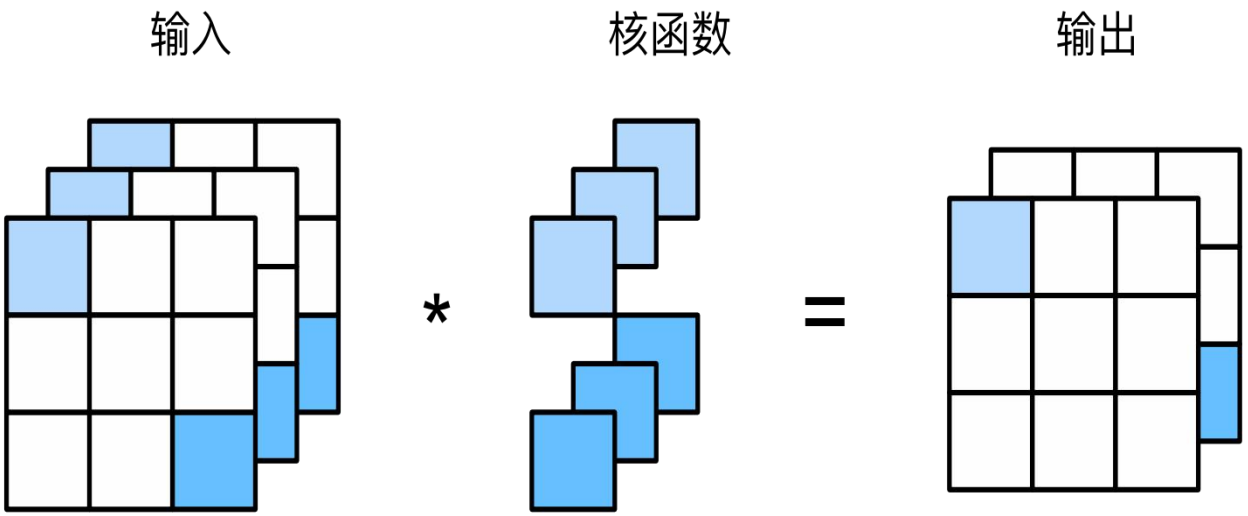
1. 搭建PyTorch(或其他框架)环境;

2. 构建一个规范的卷积神经网络组织结构;

3. 在MNIST手写数字数据集上进行训练和评估，实现测试集准确率达到 98%及以上;

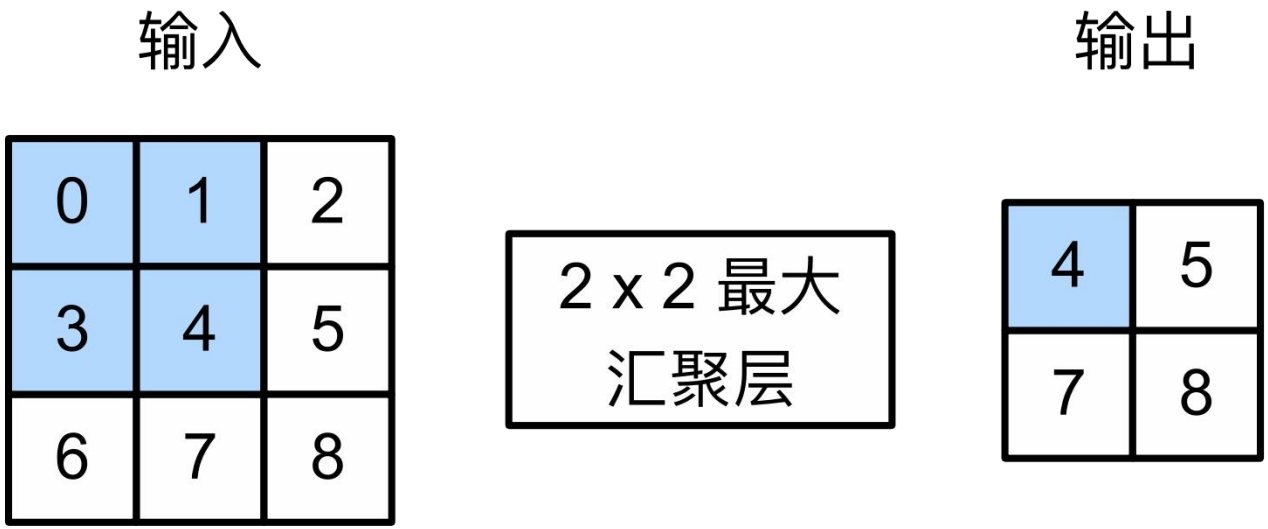
02 实验的原理

卷积层:
卷积层通过滑动一个固定大小的窗口，称为卷积核或过滤器，对输入数据进行滤波操作，提取出数据中的局部特征。卷积操作可以捕捉输入数据的局部相关性，减少需要训练的参数数量，增强了神经网络对平移、旋转、缩放等操作的鲁棒性。



02 实验的原理

池化层：用于降低特征图的空间分辨率，减少需要训练的参数数量，提高网络的鲁棒性和泛化能力。池化操作通常在卷积层之后进行，它可以对卷积层的输出进行空间上的降采样，从而减少输出特征图的大小。



03 实验的步骤

导入关键的库函数:

```
import torch
from torch import nn
import torch
import torchvision
import torch.utils.data as Data
from torch import nn
import matplotlib as matplotlib
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
```

数据的加载：
下载数据，并对数据进行预处理

```
#下载mnist手写数据集
train_data=torchvision.datasets.MNIST(
    root='./data/',    #用于存放数据，放置在当前的位置
    train=True ,       #指定是用于训练的数据，false是指用于测试的数据
    transform=transform, #将数据利用transform方法进行预处理
    download=True
)
test_data=torchvision.datasets.MNIST(
    root='./data/',    #用于存放数据，放置在当前的位置
    train=False ,       #指定是用于训练的数据，false是指用于测试的数据
    transform=transform, #将数据利用transform方法进行预处理
    download=True
```

使用torchvision.datasets.MNIST,导入手写数字识别的数据集，并将其进行预处理

03 实验的步骤

pytorch框架数据预处理

```
transform=transforms.Compose(
            [transforms.ToTensor(),
             transforms.Normalize((0.5),(0.5))
            ]
        )
```

将读入的数据转成tensor的格式，并进行标准化的处理操作。因为我们传入的图片只有一个通道，因此这里传入一个通道的标准差和均值

```
train_loader=Data.DataLoader(
    dataset=train_data,
    batch_size=50,     #指定训练的batch的大小为50
    shuffle=True        #数据是否都打乱
)
test_loader=Data.DataLoader(
    dataset=test_data,
    batch_size=50,      #指定测试的batch的大小为50
    shuffle=False
)
```

通过torch的Dataloader工具来对数据进行包装，帮助我们打包成按batch划分的数据，方便把我们快速的迭代进行批训练。

03 实验的步骤

网络结构的搭建：

```
class Conv_Net(nn.Module):     #定义一个类该类别继承自我们的nn.module
    def __init__(self):
        super(Conv_Net, self).__init__()
        #声明一个conv1层，该层有容器类构成，其中包含俩层结构，分别是卷积层和池化层
        self.conv1 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(1, 32, 3, 1, 1),  #input=【1，28，28】      out=
[32,28,28]
            nn.ReLU(),
            nn.AvgPool2d(2, 2)        #input=【32，28，28】      out=[32,14,14]
        )
        #声明一个conv2层，该层有容器类构成，其中包含俩层结构，分别是卷积层和池化层
        self.conv2 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(32, 64, 3, 1, 1), #input=【32，14，14】  out=[64,14,14]
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(2, 2)         #input=【64，14，14】      out=[64,7,7]
        )
         self.conv2 = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(64, 64, 3, 1, 1), #input=【64，7，7】   out=[64，7，7]
            nn.ReLU(),
            nn.MaxPool2d(2, 2)         #input=【64，7,7】      out=[64,3,3]
        )
        #声明一个fc层，该层有容器类构成，其中包含俩线性层构成
        self.fc = nn.Sequential(
            nn.Linear(576, 128),#input=【64*9】      out=[128]
            nn.ReLU(),
            nn.Linear(128, 64),    #input=【128】      out=[64]
            nn.ReLU()
        )
        #定义一个oUT输出层：
        self.out = nn.Linear(64, 10) #input=【64】      out=[10]
```

前向传播函数

```
    #定义前向传播的函数
    def forward(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = self.conv2(x)
        x = self.conv3(x)
        x = x.view(x.size(0), -1)
        x = self.fc(x)
        output = self.out(x)
        return output
```

- 定义我们自定义的模型的类，继承自nn.Module
- 定义网络层
- 定义前向传播函数，注意传播的tensor的维度的变化

03 实验的步骤

损失函数与优化器的定义以及模型的训练：

```
#创建优化器
# 获取优化器和损失函数
Conv_Net1 = Conv_Net()
optimizer = torch.optim.Adam(Conv_Net1.parameters(), lr=3e-4)#
学习率为3e-4
loss_func = nn.CrossEntropyLoss()  #定义损失函数为交叉熵损失函数
log_step_interval = 100  # 记录的步数间隔
print(Conv_Net1)
```

- 实例化模型
- 定义优化器，采用Adam优化器
- 定义损失函数，采用交叉熵损失函数

03 实验的步骤

损失函数与优化器的定义以及模型的训练：

```
def train(epoch):
    running_loss = 0.0  # 这整个epoch的loss清零
    running_total = 0
    running_correct = 0
    for step, data in enumerate(train_loader, 0):
        inputs, target = data      #将图片和标签从data 中取出
        optimizer.zero_grad()      #优化器的梯度清零
        # forward + backward + update
        outputs =Conv_Net1(inputs)    #将图片输入网络进行前向传播
        loss = loss_func(outputs, target) #将前向传播的输出和原始的标签求其损失
        loss.backward()                    #损失反向传播
        optimizer.step()                     #优化器反向传播梯度并迭代
        # 把运行中的loss累加起来，为了下面300次一除
        running_loss += loss.item()
        # 把运行中的准确率acc算出来
        _, predicted = torch.max(outputs.data, dim=1)     #从这个输出的结果的第一个维度开始进行torch.max的操作，返回俩个数值，其中第一个为最大概率，第二个为最大概率所对应的下标
        running_total += inputs.shape[0]
        running_correct += (predicted == target).sum().item()    #将其和实际的结果对比并进行正确的求和，来计算我们的准确率
        if step %50 ==0:
            correct = 0
            total = 0
```

```
        if step %50 ==0:
            correct = 0
            total = 0
            with torch.no_grad():  # 测试集不用算梯度
                for data in test_loader:
                    images, labels = data
                    outputs = Conv_Net1(images)
                    _, predicted = torch.max(outputs.data, dim=1)  # dim = 1 列是第0个维度，行是第1个维度，沿着行(第1个维度)去找1.最大值和2.最大值的下标
                    total += labels.size(0)  # 张量之间的比较运算
                    correct += (predicted == labels).sum().item()
            acc = correct / total
            print('[%d / %d]: Accuracy on test set: %.1f %% ' % (epoch+1, EPOCH, 100 * acc))  # 求测试的准确率，正确数/总数
```

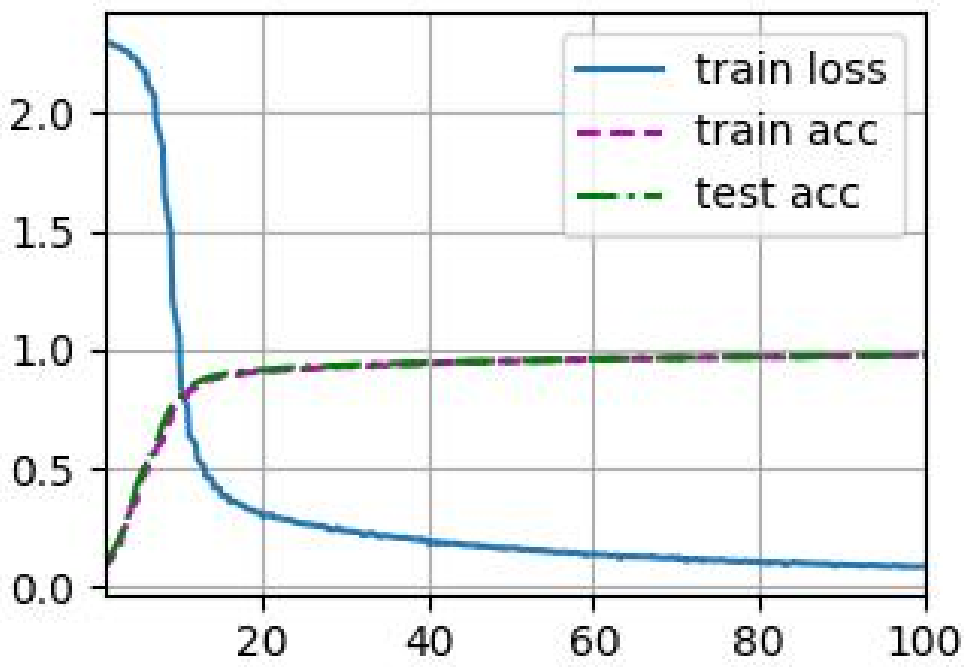
开始训练模型，并设置每50步测试评估一次

03 实验结果与分析

测试集准确率:

```
[9 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
[9 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[9 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[9 / 10]: Accuracy on test set: 98.9 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.8 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.8 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.8 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.9 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.9 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.7 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.8 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.9 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 98.9 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.0 %
[10 / 10]: Accuracy on test set: 99.1 %
```

训练的损失及其训练集和测试集的准确率变化曲线



迭代十次达到预期的要求，准确率到99%

中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

敬请大家批评指正